Университет ИТМО Факультет ПИиКТ

Системы искусственного интеллекта Лабораторная работа №4 Нейронные сети

Выполнила: Наумова Н.А.

Группа Р33022

Преподаватель: Бессмертный И.А.

Санкт-Петербург 2020 г.

Цель работы:

изучение гиперпараметров нейронной сети, понимание влияния различных параметров на точность обучения нейросети.

Задание:

There are 2 parts of work in files named Lab1-Part1 and Lab1-Part2 respectively. Both parts represent work with collections of training and test data. Part 1 represent recognition of basic math functions with illustrations of neural net vision of the functions for training. Part 2 represent recognition of simple images for making the following work. Data usage represented at https://keras.io/datasets/ and depends on variant.

There are represented such hyperparameters as

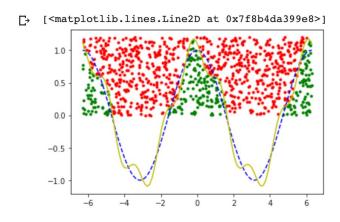
- Layer count
- Neurons count per layer (actually it's not hyperparameter but structure parameter)
- Learn rate
- Regularization L1 and L2
- Output layer activation type
- Layer activation type
- Loss function type
- Epoch count
- 1. By changing these hyperparameters try to reach max accuracy value(at least 0.95) for Part2 model with fixed epoch count 20
- 2. Change 1st hyperparameter's value from min to max with minimal step depends on your variant
- 3. Show impact on result using graphs
- 4. Describe impact of each hyperparameter on accuracy.
- 5. Set hyperparameter value back to one which produced max accuracy
- 6. Repeat 2-5 steps for second hyperparameter

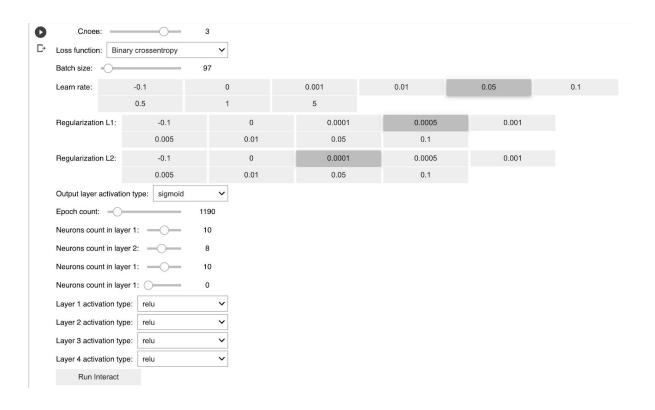
Var	Part1 func	Part2 data	Hyperparameters
1	Sin(x) X: -6,36.3 Y: 01.2	CIFAR10	Layers count, neurons count per layer
2	Cos(x) X: -99 Y: -11	CIFAR100	Learn rate, regularization L1
3	Absolute(Sin(x)) X: 6,36.3 Y: 01.2	Handwritten digits	Regularization L2, output layer activation type
4	Absolute(Cos(x)) X: -99 Y: -11	Fashion articles	Layer activation type, loss function type

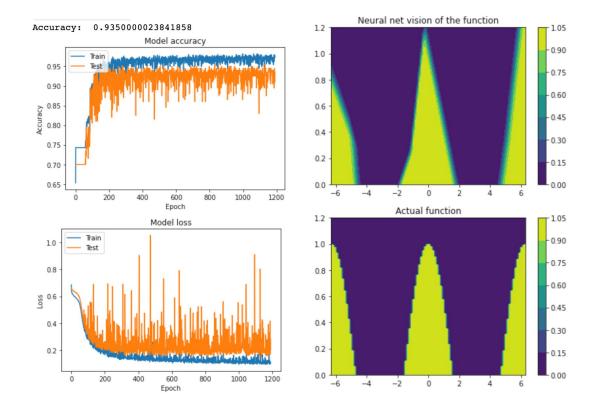
$Bы \pi o {\tt JHeHMe} \ (https://github.com/mmmlpmsw/artificial_intelligence_systems/tree/master/lab4):$

Часть 1:

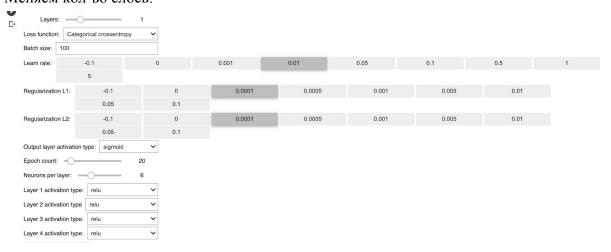
График функции



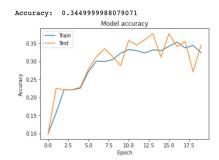


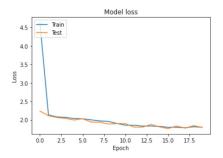


Часть 2 Меняем кол-во слоев.

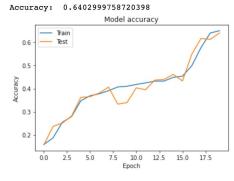


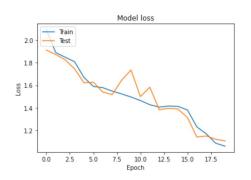
1 слой



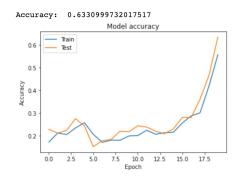


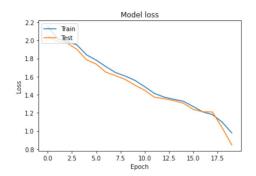
2 слоя



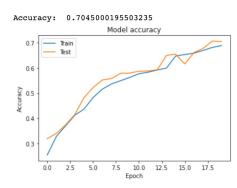


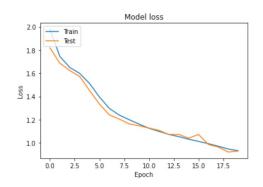
3 слоя





4 слоя

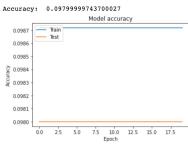


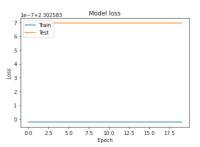


Из полученных графиков видим, что чем больше слоев в нейросети, тем выше ее точность.

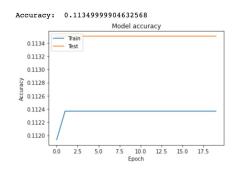
Теперь будем менять количество нейронов на слое.

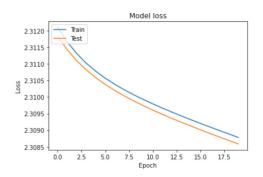
1 нейрон:



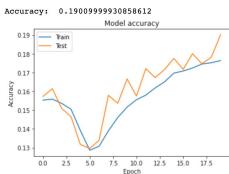


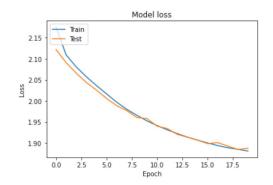
2 нейрона:



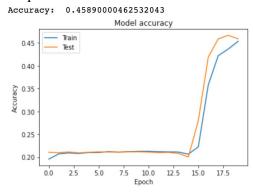


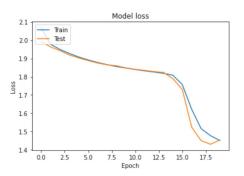
3 нейрона:



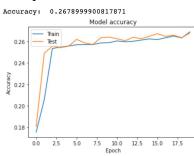


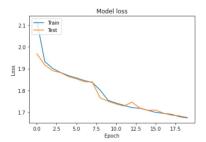
4 нейрона:





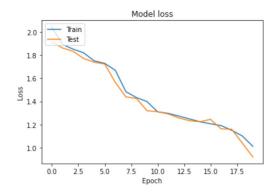
5 нейронов:



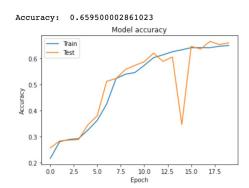


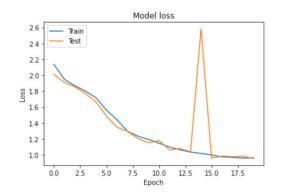
6 нейронов:

Accuracy: 0.6923999786376953 Model accuracy 0.7 Tain 0.6 0.5 0.5 0.0 0.5 0.5 0.6 0.7 Test 0.6 0.7 Test Test 0.7 Test Test

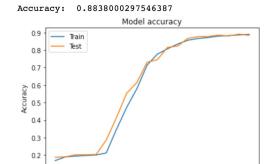


7 нейронов:



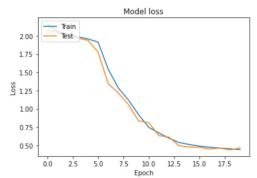


8 нейронов:



7.5 10.0 Epoch 12.5

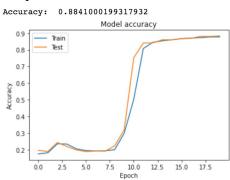
15.0 17.5

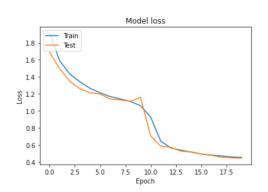


9 нейронов:

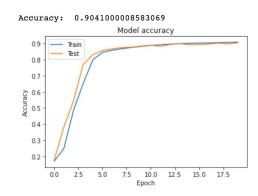
0.0

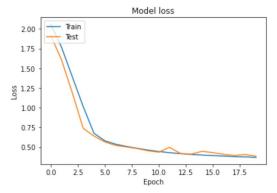
2.5 5.0





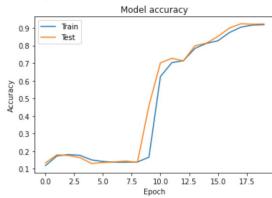
10 нейронов:

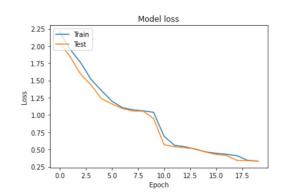




11 нейронов:

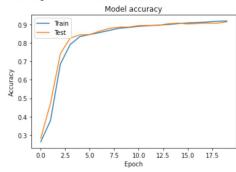
Accuracy: 0.9225000143051147

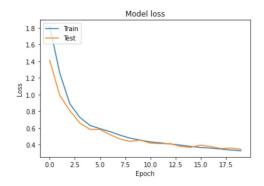




12 нейронов:

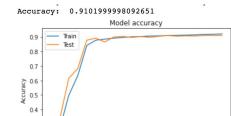
Accuracy: 0.9154000282287598



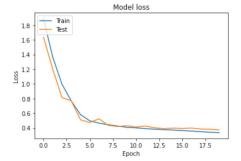


13 нейронов:

0.3

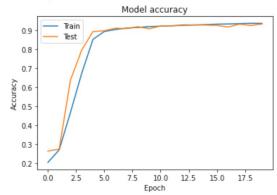


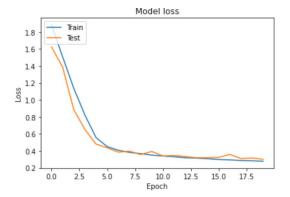
12.5 15.0



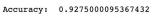
14 нейронов:

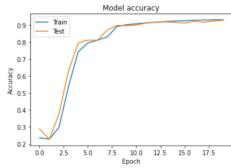
Accuracy: 0.9334999918937683

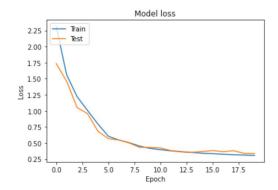




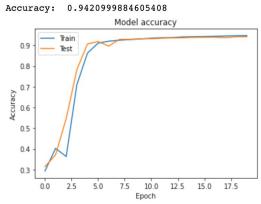
15 нейронов:

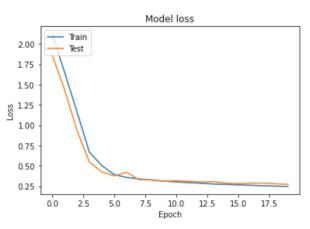




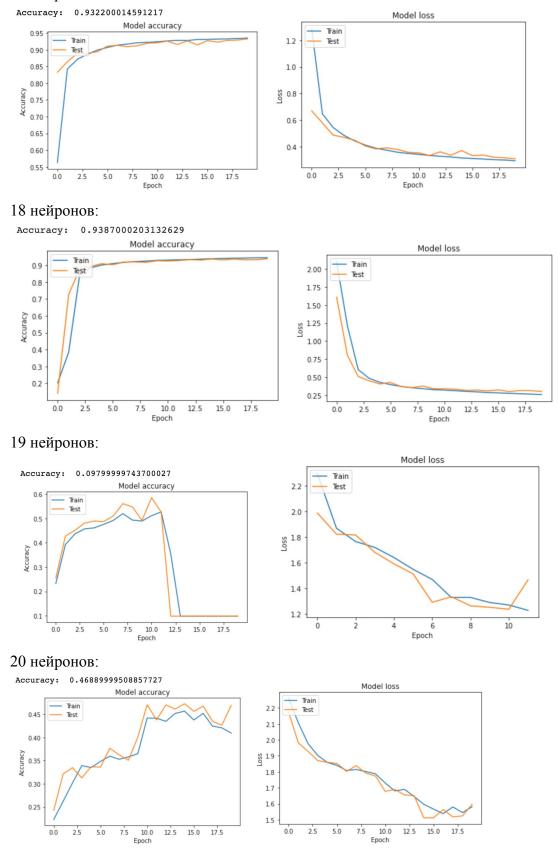


16 нейронов:





17 нейронов:

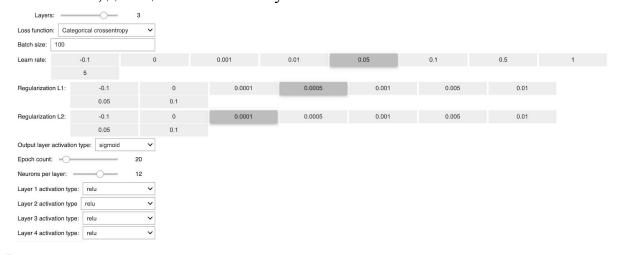


Промежуточный вывод: чем больше нейронов в слое, тем больше точность, но в то же время когда нейронов станет слишком много, то может произойти переобучение (как и произошло при 19 нейронах, когда точность очень резко упала).

Параметры нейросети:

- Layer count чем больше слоев, тем выше будет точность, однако не стоит перегружать нейросеть, иначе точность упадет
- Learn rate это параметр градиентных алгоритмов обучения нейронных сетей, позволяющий управлять величиной коррекции весов на каждой итерации. Если скорость обучения слишком мала, то даже после обучения нейронной сети в течение длительного времени она будет далека от оптимальных результатов. С другой стороны, если скорость обучения слишком высока, то сеть очень быстро выдаст ответы.
- Regularization L1 and L2 (регуляризация)- это любая модификация, которую мы вносим в алгоритм обучения, предназначенный для уменьшения его ошибки обобщения. Регуляризация экономит ресурсы зануляя ненужные весы, тем самым отключая нейроны (L1), а также "выпрямляет" функцию активации, приближая ее к линейной, тем самым позволяя избежать переобучения. На самом деле не выпрямляет, а сокращает ее до наиболее линейного отрезка функции активации.
- Layer activation type определяет выходное значение нейрона в зависимости от результата взвешенной суммы входов и порогового значения. Она определяет, какие нейроны будут активированы и какая информация будет передаваться последующим слоям. Без функций активации глубокие сети теряют значительную часть своей способности к обучению. Нелинейность этих функций отвечает за повышение степени свободы, что позволяет обобщать проблемы высокой размерности в более низких измерениях.
- Loss function type (функция потерь) мера, описывающая качество нейросети. Функция потерь измеряет «насколько хороша» нейронная сеть в отношении данной обучающей выборки и ожидаемых ответов. Она также может зависеть от таких переменных, как веса и смещения. Функция потерь одномерна и не является вектором, поскольку она оценивает, насколько хорошо нейронная сеть работает в целом.
- Epoch count для увеличения точности нейронной сети количество эпох следует выбирать достаточно большим, главное не допустить переобучения, которое происходит, если число эпох слишком большое.

Показатели, дающие очень высокую точность:



Вывод:

выполнив данную работу, я узнала больше о нейронных сетях и смогла реализовать свою собственную.